

在臨近路口混合車流中機車移動選擇模式之研究 - 以邏輯斯迴歸與類神經網路模式為基礎¹

The Study of a Motorcycle Motion Choice Model in Mixed Traffic on the Approaches of Intersection – Based on Logistic Regression and Neural Network Models

作者姓名 范俊海 Chun-Hai Fan²

作者姓名 張正達 Cheng Ta Chang³

摘要

過去研究機車推進行為中，觀察範圍多以道路路段為主，然而機車以中高速行駛於路段時較不容易觀察出機車真正之駕駛行為，因此唯有讓機車處於低速且道路狀況干擾多之情況下，才能使機車之特殊駕駛行為明顯發生。文獻中針對邏輯斯迴歸及類神經網路於交通領域上之應用大部分為預測事故發生之原因及受傷之程度或是車輛及車牌偵測，較少使用於探討車流行為及預測車輛路徑，因此本研究嘗試以邏輯斯迴歸及類神經網路預測機車之選擇路徑，並比較兩種方法之預測率。本研究基於以上之觀點決定以臨近路口且紅燈號誌為條件，並以格子的概念描述機車推進行為，最後考慮機車周圍之空間及心理因素之領地效應，構建出真實車流中機車運動推進行為之模式。

模式結果顯示，導致機車改變方向之影響範圍以機車前方、右方及右前方為主；代表機車於本研究之條件下行駛時，會觀察這三個範圍內是否有其他車輛會影響本車，再決定下一步之推進行為；意謂著機車以前方及右前方作為推進方向的可能性較高；而利用邏輯斯迴歸預測機車路徑之預測率為 86%，反觀類神經網路之預測率為 89%，故使用類神經網路預測機車路徑有較佳之結果。最後本研究將兩模式應用於預測機車鑽隙行為，結果顯示，利用邏輯斯迴歸模式之預測率為 83%，而使用類神經網路模式之預測率為 90%，故使用類神經網路模式預測機車鑽隙行為有較高之預測能力。若屏除因駕駛者心理因素產生之特殊駕駛行為，則本研究推論利用類神經網路模式預測機車鑽隙行為確實有其可行性。

關鍵詞：機車運動推進模式、格子、領地效應、多元邏輯斯迴歸、類神經網路

¹ 5_0101_范俊海_在臨近路口混合車流中機車移動選擇模式之研究 - 以邏輯斯迴歸與類神經網路模式為基礎

² 淡江大學運輸管理學系副教授（聯絡地址：新北市淡水區英專路 151 號，電話：886-9-35545030，E-mail:chunhai@mail.tku.edu.tw）。

³ 淡江大學運輸管理學系碩士班研究生。

Abstract

Past research motorcycle motion behavior, the observed range and more to the road sections in the main, however motorcycle at high speed in the stretch of road less easily observed the motorcycle real driving behavior, so the only motorcycle in the low-speed and road conditions interfere with more of the situation, the special motorcycle driving behavior occurred significantly. The literature for the logistic regression, and neural networks in the transport sector, most of the application of forecast accident occurring causes and extent of injuries or vehicle and license plate detection, and less use to investigate traffic behavior and prediction of vehicle routing, therefore, this study attempts to choose the logistic regression, and neural networks to predict the motorcycle routing, and compare the two methods of prediction rate. In this study, based on the above point of view the decision to near the intersection and the red signal conditions, and description of the motorcycle to promote the concept of lattice behavior, and finally consider the space of the motorcycle around the territory of the psychological factors effect, build a model of motorcycle movement to promote behavior in real traffic.

The model results show that the sphere of influence of the motorcycle to change the direction of the motorcycle in front of the right and the right front of the main; traveling under the conditions of this study on behalf of the motorcycle will be observed that these three areas, whether there are other vehicles will affect the car; and then decide the next step of advancing behavior; means the motorcycle as the front and right in front of the advancing direction of the possibility of higher; and use the logistic regression to predict the motorcycle path prediction rate of 86%, the other hand, neural network prediction was 89%, so the use of neural network to predict the motorcycle path better results. In this study, the neural network model used to predict the motorcycle drill gap behavior, the prediction rate of 90%. The result is better than logistic regression prediction rate (83%). If you dismiss the special driving behavior due to psychological factors of the driver, then use the neural network model to predict motorcycle drill gap does have its feasibility.

Keywords: Motorcycle movement advancing mode, Lattice, Territory effect, Multiple logistic regression, Neural network

一、前言

1.1 研究背景與動機

混合車流為我國交通型態之特性，然而機車行駛於混合車流中具有一定之危險程度，加上台灣人獨特之駕駛行為更讓機車行駛於道路上增添了幾分風險。因此為了避免產生汽機車爭道及危險駕駛行為的出現，許多機車騎士選擇禮讓或是守法的行駛於慢車道中，但有些機車駕駛者卻不畏危險的與汽車同時行駛於車道上，然而在同樣的交通狀況下，有人選擇禮讓，卻有人繼續向前行駛，因此導致駕駛者產生行為差異之原因則有討論之必要。

過去針對機車推進行為之研究中，觀察範圍大多以道路路段為主，然而機車以中高速行駛於路段時之駕駛行為大致上都會因安全問題而與汽車雷同，例如跟車行為、變換車道行為、保持間距等，因而無法完整地觀察到機車的真正行為，例如鑽行。因此唯有讓機車處於低速且道路狀況干擾多之情況下，才能使機車之特殊駕駛行為慢慢浮現。故本研究選擇以臨近路口且紅燈號誌狀況下對機車進行推進行為之探討。

過去研究機車推進行為之方法中，大多以模擬方式進行，且影響變數不

外乎偏向角、接受間距、速度等因素，這些變數僅能代表機車因外在因素而改變其行為，卻無法完整地詮釋駕駛者因心理層面而影響其駕駛行為，因此本研究嘗試以心理因素之領地效應當影響變數針對機車推進行為進行探討，再利用格子的概念表示機車於空間上之狀態及推進的樣貌。

1.2 研究目的

1. 觀察臨近路口機車之推進行為。
2. 混合車流中，以臨近路口且紅燈號誌為條件，構建微觀機車運動推進模式。
3. 利用格子的概念表示機車推進行為，並加入領地效應之變數構建一推進距離之準則。
4. 探討應用模式預測機車鑽隙行為之可行性。

1.3 研究方法

本研究針對市區道路臨近路口作機車推進行為之現況調查，以高樓拍攝之方式進行資料取得。

經由拍攝後所取得的影片資料後，將其轉為靜態影像檔，再以 2frames/s 為單位對影像依序觀察，並以 PicPick 軟體擷取車輛之座標，且將其轉為實際座標，最後再以格子的概念將機車的位置放入其中，進而找出影響機車推進之變數以作為構建模式之依據。

接著針對影響機車推進之變數以 SPSS 軟體進行多元邏輯斯迴歸之參數校估以及利用 MATLAB 7.4(R2007a)進行類神經網路模式之構建，接著比較兩模式預測機車推進方向之預測率，最後再利用空間概念與領地效應建構一個符合邏輯之機車推進距離準則。

最後本研究嘗試以兩模式應用於預測機車鑽隙行為是否與真實情況相符，進而了解模式對鑽隙行為是否有其預測能力。

二、文獻回顧

2.1 邏輯斯迴歸

黃韻芝(2006)欲了解A1類道路交通事故（造成人員當場或24小時內死亡的交通事故）之道路環境與當事者狀態概況，故使用警政署民國九十三年道路交通事故之統計資料，並使用卡方獨立性檢定、卡方自動互動檢視法、邏輯斯迴歸模型與多元對應分析，以了解影響肇事當事者死傷程度與造成重大

交通事故的重要因素。結果由事故概況統計可知，主要肇事原因前六名皆屬車輛駕駛人之因素，而根據邏輯斯迴歸模型，駕駛人的年齡、飲酒情形、保護裝備、駕駛之車種，事故類型為人與車、車與車或車本身，事件發生時道路的速限等，是影響肇事駕駛受傷程度的重要因素。

廖彥琪(2006)針對機車交通事故對於造成醫療費用之因素以及其對醫療費用高低之影響做深入探討。應用資料探勘 (Data Mining)方法中的決策樹 (Decision Trees)與類神經網路(Artificial Neural Networks)這兩個部份，建構機車交通事故所造成的醫療費用之機率模型與預測模型，評估哪些因素對於造成醫療費用具有顯著之影響，並同時使用邏輯斯迴歸分析(Logistic Regression Analysis)與資料探勘之模型進行比較。在分類的準確率方面，邏輯斯迴歸結果呈現自變項對醫療費用產生影響的準確率為74.3%，而在CART與CHAID的準確率分別為75.36%與75.23%，此三種方法的分類準確率差距並不大。

DOU Huili、WANG Guohua、GUO Min(2011)為了獲得準確而客觀的交通導引及交通狀態訊息，並且能夠應用於複雜的城市道路及充滿隨機性的交通狀況，因此利用邏輯斯迴歸為基礎建立交通狀態的預測模型，同時分析交通狀態與車流之間的參數關係。該模型探討影響交通狀態的因素及預測未來時間的交通狀態，最後利用車流量的數據可預測不同時間點的交通狀態。研究經過樣本測試得知該模型具有精確度及穩定性。

N.N. Sze, S.C. Wong(2007)利用交通事故中的死亡率和受傷程度的過往紀錄探討行人傷亡的風險及影響因素。使用邏輯斯迴歸的概似率來確定死亡率及受傷程度，並且將行人受傷的嚴重程度、事故發生的時間逐步納入此預測模型中，作者並利用測試樣本驗證該模型之準確率。結果顯示，道路環境、道路上人數的多寡等其他風險因素造成行人受傷的影響並不大；而行人本身的行為、路口的類型、交通狀況是否擁擠等因素則是受到時空的變化而改變。

Ali S. Al-Ghamdi(2002)從警方的事故報告中蒐集交通事故的資料並歸納影響事故之因素，接著利用邏輯斯迴歸預測事故的嚴重程度及事故的相關數據。此研究將事故的嚴重程度分為兩類，分別為致命和非致命兩類，由於此變量具有二進制性質，因此利用邏輯斯迴歸可適當地找出事故屬於哪一類。調查結果顯示，此研究之樣本中對於事故的嚴重程度有兩個最顯著之因素分別為事故地點及原因，而研究也顯示利用邏輯斯迴歸可正確判斷出影響事故之主要因素為何，因此可做為未來探討事故安全之用。

2.2 類神經網路

賴文復(2004)以夜間路口作為研究的環境，構建一適用於夜間路口車輛偵測的模式。其方法為提出以倒傳遞網路(Back-Propagation Network)架構為基礎所發展的類神經切割法(Neural Segmentation Method)，用以獲得夜間路口車輛特徵，其切割結果顯示優於過去以經驗法則、統計方法等為主的切割法；再利用模糊系統(Fuzzy System)的架構發展一模糊亮塊群聚法(Fuzzy Block Clustering Method)，依亮塊之間相似的程度進行群聚的工作，其研究結果顯示在處理低密度交通流量時有不錯的效果。最後研究中所提出之交通參數包括車輛種類與轉向交通流量，經過實例驗證之後，大型車、小型車與機車之

辨識正確率，分別為58.6 %、85.5 %及84.5 %；在轉向交通流量偵測正確率方面，南北時相之偵測正確率為82.5 %、東西時相之偵測正確率為83.9 %。

王振興(2003)提出了具有適應環境背景複雜能力的汽機車車牌的辨識、多目標的辨識與汽車車輛顏色的識別。車牌辨識系統主要分為車牌定位、字元切割與字元辨識等三大部分，並使用了894張樣本進行實驗，結果在單目標的車牌定位率平均達97.65%，多目標的車牌定位率平均達96.59%，字元辨識率平均達98.02%，而車輛顏色識別率平均則達82.96%。

林育瑞(2002)藉由攝影調查取得機車車流資料，並利用類神經網路方法發展符合本土需求之機車車流模式。研究中將機車推進模式區分為縱向推進與橫向推進等兩部分；其中，以類神經網路模型所發展之機車縱向推進模式較能得到相當不錯之績效，也能逐一通過模式測試及驗證之考驗。但在機車橫向推進模式部分，卻由於機車之機動性過高，而可隨意變換行進方向；此研究探討各種可能之影響變數，並藉統計方法來分析各項變數之影響；最終得知變換橫向座標的機率會隨著與鄰近車輛間之距離縮小而增加。

文獻中針對邏輯斯迴歸及類神經網路於交通領域上之應用大部分為預測事故發生之原因及受傷之程度或是車輛及車牌偵測，較少使用於探討車流行為及預測車輛路徑，因此本研究嘗試以邏輯斯迴歸及類神經網路預測機車之選擇路徑，並比較兩種方法之預測率。

三、資料調查與分析

本研究之目的為構建機車運動推進模式，為了能掌握道路上每輛車每時點之位置變化及互動情形，故藉由高樓攝影方式記錄每台車於道路上座標之改變。

3.1 調查地點拍攝作業

本研究選定之拍攝地點位於台北市忠孝東路四段東西向與敦化南路一段交叉口、復興南路一段南北向與八德路二段交叉口，且於道路旁之國際貿易大樓(16 樓)及惠國大廈(16 樓)之頂樓進行架設攝影機拍攝作業，拍攝時間為下午 4 點到 6 點，拍攝畫面如圖 1、圖 2 所示。



圖 1 現場拍攝影像圖(忠孝敦化路口)

圖 2 現場拍攝影像圖(復興八德路口)

3.2 擷取影像座標點

利用 PicPick 圖片編輯器軟體將樣本圖檔載入，接著使用軟體內建之十字線功能點取車輛座標點，如下圖 3 所示。由於汽車第四點無法被準確點取，因此汽車的部分只點取畫面中車頭右上方、車頭右下方、車尾左下方三個位置之座標點，如圖中直線箭頭所示；機車的部分，點取機車前輪、後輪兩個位置，如圖中曲線箭頭所示，若後輪位置無法準確點取，則於機車上任意點取一點足以表示機車方向之座標點。



圖 3 影像座標點擷取示意圖

3.3 汽機車空間座標點

由影像座標點點取、影像座標轉換公式得知汽車三點之真實座標，接著利用線段垂直向量內積為 0 之特性，進而求出第四點之座標位置。

機車已知的座標點只有前後兩點，這兩點座標不足以代表機車於道路上之空間位置，由於本研究假設每輛機車於道路上之空間大小皆相同，故必須先了解機車之長度與寬度後，再分兩部分求解出機車空間之四個座標點，因此本研究將利用這兩項數據配合兩垂直直線斜率相乘等於-1 之特性求解出機車空間座標。

3.4 數據匯入

將點選之影像座標值輸入 EXCEL，資料中以 C、B、M 做為汽車、公車與機車之代號，而編號 1、2、3.....N，則為進入觀察範圍之順序，如下圖 4 所示；當影像座標全部點取完畢，則將先前推導之影像座標轉換公式及汽機車空間座標點表示公式輸入 EXCEL，求出汽機車真實空間座標點以作為後續空間狀態輸出之用。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
1	思考數化(00103:30 04:10)																
2				第一車道	1059	391	1056	443	358	431	360	393		車標			
3				第二車道	1056	446	897	495	349	471	358	433		公車-B	1	B3(第3輛公車)	
4				第三車道	897	497	892	550	338	511	348	473		公車-C	2	C2(第2輛公車)	
5				第四車道	892	553	877	618	262	548	338	513		機車-M	3	M1(第1輛機車)	
6																	
7																	
8	0秒-0000	NO.		機車前Y1	機車前X1	機車後Y1	機車後X1	右上方座標	右下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標				
9		C1						773	397	772	422	600	422				
10		C2						558	462	555	425	497	425				
11		C3						830	447	828	474	747	471				
12		C4						644	492	643	508	565	514				
13		M1		1027	622	989	621										
14		M2		357	498	344	495										
15	0.5秒-0001	NO.															
16		C1						836	397	835	424	746	422				
17		C2						614	460	613	427	549	426				
18		C3						862	448	860	474	778	472				
19		C4						713	498	711	525	629	519				
20		M1		1027	622	989	621										
21		M2		421	504	408	501										
22																	
23																	

圖 4 EXCEL 數據匯入

3.5 空間狀態輸出

首先，設定格子的大小，設定的概念為心理學上之領地效應，即為機車於停等狀態時會因心理因素而刻意與前車或鄰車保持一特定距離，因此本研究將利用格子來表示這些距離。故經本研究調查與分析得知，機車停等時會與前車保持的平均距離值約 0.9 公尺、與左鄰車保持約 0.6 公尺、與右鄰車保持約 0.5 公尺。因此本研究將以 0.5 公尺作為一個最小方格之邊長。接著將 EXCEL 資料編排成以下格式，如下圖 5。

思考數化(00103:30 04:10)																					
		0										1									
		x		y		z		x		y		z		x		y		z		x	
		NO.	右上方座標	右下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標	左下方座標	左上方座標
0秒-0000	C1	29.967	15.209	29.969	13.552	25.031	13.552	25.031	15.282	29.967	15.209	33.626	15.209	35.793	15.209	39.432	15.209				
	C2	17.482	14.878	17.308	13.353	13.940	13.353	13.940	15.282	29.969	13.552	33.567	13.419	36.645	13.353	39.432	13.353				
	C3	23.277	11.894	23.151	10.104	29.457	10.303	28.538	12.262	25.031	13.552	28.399	13.552	31.245	13.485	33.916	13.419				
	C4	22.476	8.911	22.418	7.054	17.889	7.452	18.029	9.050	25.031	13.382	28.446	15.377	31.291	15.378	33.927	15.209				
	M1	44.728	0.650	44.706	0.067	42.851	-0.012	42.872	0.706	29.967	15.209	33.626	15.209	36.793	15.209	39.432	15.209				
0.5秒-0001	M2	5.982	8.960	5.719	8.166	3.024	8.038	4.107	9.333	17.482	14.878	28.734	15.010	33.696	15.010	36.773	14.878				
	NO.																				
	C1	33.626	15.209	33.567	13.410	28.899	13.552	28.446	15.877	17.482	14.878	16.060	13.285	19.747	13.285	22.534	13.154				
	C2	20.734	15.810	20.676	13.220	10.960	13.286	16.962	15.132	17.482	14.878	16.060	13.285	19.747	13.285	22.534	13.154				
	C3	35.135	11.828	35.019	10.104	30.257	10.337	30.311	12.153	13.940	15.282	16.992	15.132	19.779	15.133	22.534	15.000				
1秒-0002	C4	26.483	8.513	26.367	6.753	21.605	7.120	21.747	8.820	17.482	14.878	16.060	13.285	19.747	13.285	22.534	13.154				
	M1	44.728	0.650	44.706	0.067	42.851	-0.012	42.872	0.706	33.277	11.894	35.135	11.828	5.984	15.209	9.004	15.209				
	M2	9.618	8.462	9.435	7.768	7.640	8.241	7.823	8.935	33.161	10.104	35.019	10.104	5.810	13.817	8.930	13.817				
	NO.																				
	C1	36.793	15.209	36.645	13.353	31.245	13.485	31.291	15.378	33.277	11.894	35.135	11.828	5.984	15.209	9.004	15.209				
1.5秒-0003	C2	23.696	13.810	23.638	13.134	19.747	13.220	19.779	15.133	25.476	8.911	26.483	8.513	36.413	11.838	37.384	11.838				
	C3	5.984	15.209	5.810	13.817	3.023	13.817	3.023	15.580	25.476	8.911	26.483	8.513	36.413	11.838	37.384	11.838				
	C4	36.413	11.838	36.239	10.038	31.419	10.170	31.478	12.368	33.418	7.454	26.367	6.753	36.239	10.038	37.168	10.038				
	M1	39.677	10.701	39.619	8.844	24.567	9.242	24.604	10.859	17.889	7.452	21.605	7.120	31.419	10.170	32.290	10.170				
	M2	44.728	0.650	44.706	0.067	42.851	-0.012	42.872	0.706	18.029	9.050	21.747	8.820	31.478	12.368	32.344	12.148				

圖 5 EXCEL 資料編排格式

利用 EXCEL 之插入圖表功能，將框起來的資料畫成帶有直線的 XY 散佈圖，再將 XY 座標軸之間距調為 0.5，即可得到機車各時點在空間上之交通狀態。如圖 6 所示。圖中大方格為汽車，小方格為機車。(註：由於點車過程中造成之誤差讓大方格有些形狀不為長方形，倘若方格形狀不影響資料擷取，則保留原始圖像進行下一步採樣之工作；若會影響資料的擷取，則修正大方格形狀使之趨於長方形並符合汽車所佔有的空間大小，接著方可進行下一步採樣之工作。)

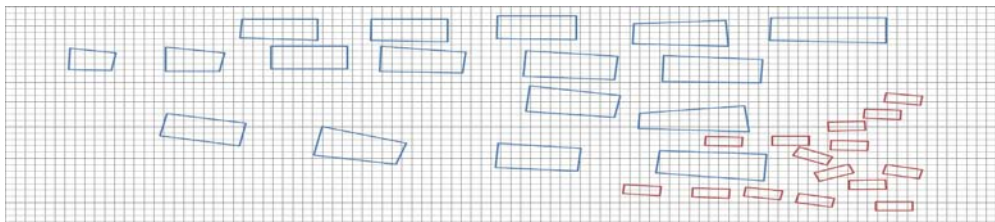


圖 6 汽機車空間狀態分佈圖

3.6 變數匯入

由於本研究以 0.5 公尺為方格之邊長，故討論影響推進方向之變數時將以 0.5 的倍數，也就是以格子數討論之。根據上一節提及之機車領地效應，機車停等時會與前車保持約 0.9 公尺、與左鄰車保持約 0.6 公尺、與右鄰車保持約 0.5 公尺，故前方距離約為左右方的兩倍，言下之意為觀察機車前方兩格、左右方各一格，但本研究考量到機車於行進時不會以領地效應的距離作為行車間距的依據，故觀察範圍再放大兩倍觀察之，如圖 7 所示。

由於機車行進時可能因視距問題提早得知前方交通狀況，進而提早改變行車方向，故本研究為了改善此問題，最後將觀察範圍再放大一倍，以避免上述問題的發生，因此本研究最終之觀察範圍如圖 8 所示。圖中之 14 個區域範圍是否被其他車輛佔有即是影響機車推進方向之變數。

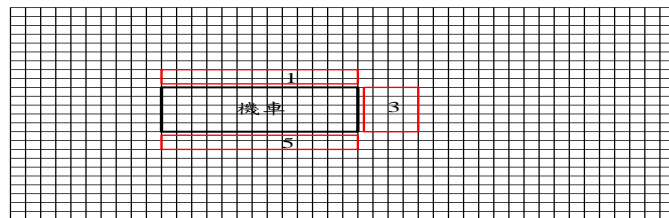


圖 7 預測觀察範圍圖

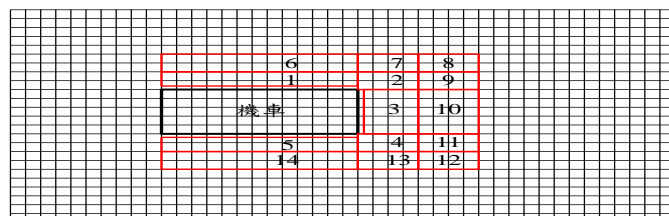


圖 8 最終觀察範圍圖

本研究欲得知結果為機車是否會因變數的影響而改變推進方向或選擇停止不動，若選擇改變方向，則有三種方案選擇，如圖 9 所示。

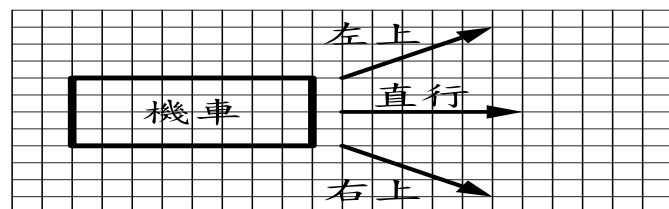


圖 9 機車選擇方向

最終，資料輸入 EXCEL 檔之格式如圖 10 所示。圖中 X1~X14 為上述提及之 14 個影響機車推進方向之空間範圍，若範圍內有車輛佔據則輸入 0，沒

有則輸入 1。觀察方式為：若範圍 1 有車，則範圍 6 視為有車，若範圍 1 沒車，則必須再觀察範圍 6 是否有車；若範圍 2 有車，則範圍 7、8、9 皆視為有車，若範圍 2 沒車，則必須再分別觀察範圍 7、8、9 是否有車；若範圍 3 有車，則範圍 10 視為有車，若範圍 3 沒車，則必須再觀察範圍 10 是否有車；若範圍 4 有車，則範圍 11、12、13 皆視為有車，若範圍 4 沒車，則必須再分別觀察範圍 11、12、13 是否有車；若範圍 5 有車，則範圍 14 視為有車，若範圍 5 沒車，則必須再觀察範圍 14 是否有車；以上 14 個影響變數的資料皆輸入完畢後，則觀察機車改變的推進方向。方向的部分則輸入機車選擇的方案，選擇左上輸入 1、直行輸入 2、右上輸入 3，停止不動則輸入 4。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	方向
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
21	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3
22	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3

圖 10 影像推進方向變數 EXCEL 檔

四、機車移動選擇模式構建與驗證

4.1 模式概念

本模式利用格子的概念將道路分成一格一格之單位，而把機車表示成空間的型態，則機車在此道路上即佔據許多方格。假設機車周圍之方格為空，則代表機車周圍沒其他車輛，因此可隨意選擇方向進行推進；反之，若方格被佔據，則機車只能選擇空方格推進。由於每個人的駕駛型態不盡相同，則對於方格的解釋程度也不一致，因此本研究將利用格子的概念構建一個符合大眾行為的推進模式。方向選定後，本研究再利用影響推進距離之變數建立符合邏輯之限制式以完成整個機車推進模式之構建。

4.2 模式一：邏輯斯迴歸模式構建

根據上一章之分析，本研究將機車周圍劃分成 14 個觀察區域，則這 14 個區域即為影響機車推進之變數，而模式共有 4 個方案，本研究以第 4 個方案為參考變項，因此模式可表示成：

$$y_i = \ln \left[\frac{P(Y=i)}{P(Y=4)} \right] = \beta_{i0} + \beta_{i1}X_1 + \beta_{i2}X_2 + \beta_{i3}X_3 + \cdots + \beta_{i14}X_{14} \quad , i=1,2,3$$

$$P(Y=i) = \frac{e^{\beta_{i0} + \beta_{i1}X_1 + \beta_{i2}X_2 + \beta_{i3}X_3 + \dots + \beta_{i14}X_{14}}}{1 + \sum_{i=1}^3 e^{\beta_{i0} + \beta_{i1}X_1 + \beta_{i2}X_2 + \beta_{i3}X_3 + \dots + \beta_{i14}X_{14}}} \quad (1)$$

其中，

y_i = 方案 i 與方案 4 比較之邏輯函數， $i=1,2,3$ ；

$P(Y=i)$ = 選擇 i 方案之機率；

β_{i0} = 方案 i 之常數項；

$\beta_{i1}, \beta_{i2}, \beta_{i3}, \dots, \beta_{i14}$ = 方案 i 之 14 個參數；

X_1, X_2, \dots, X_{14} = 觀察範圍之狀態，0 為範圍內有車，1 為範圍內無車。

另外，針對推進距離進行探討。本研究經影像觀察及資料分析後找出兩個影響推進距離(ds)之變數，分別為前方空間大小(Space)及領地距離(Te)。如圖 11 所示。

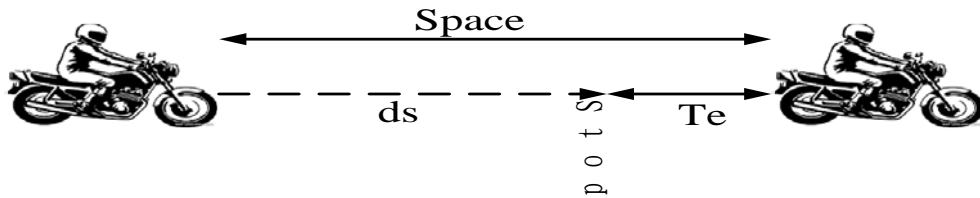


圖 11 機車推進距離關係圖

利用推進距離、前方空間大小、領地距離三者之關係建立一個符合邏輯之限制式如下：

$$ds = \begin{cases} Space - Te & , \text{ if } ds + Te > Space \\ ds & , \text{ if } ds + Te \leq Space \end{cases} \quad (2)$$

4.2.1 參數校估

本研究利用 SPSS 統計軟體進行多元邏輯斯迴歸之參數校估，由於校估過程所有變數均需全部放入模式中，因此參數校估後再針對 P 值進行參數檢定，參數檢定後將顯著變數($P < 0.05$)留下並列入模式中，不顯著之變數則剔除($P > 0.05$)，校估之參考類別為方案 4。以下為參數校估結果：

表 1 方案 1 參數校估結果

方案	自變數	β 值	P 值	Goodness-of-Fit P-value	Pseudo R-Square
1	X1	15.572	0.982		
	X2	7.328	0.987		
	X3	0.751	0.585		
	X4	-3.438	0.995		

	X5	0.420	0.742	Pearson : 0.997 Deviance : 1.000	Cox-Snell : 0.704 Nagelkerke : 0.872 McFadden : 0.741
	X6	1.178	0.421		
	X7	2.798	0.030*		
	X8	2.911	0.023*		
	X9	4.431	0.002*		
	X10	2.444	0.189		
	X11	1.890	0.124		
	X12	4.271	0.994		
	X13	-1.075	0.475		
	X14	0.700	0.587		
	常數項	-32.268	0.969		

*表示 P<0.05

表 2 方案 2 參數校估結果

方案	自變數	β 值	P 值	Goodness-of-Fit P-value	Pseudo R-Square
2	X1	1.281	0.582	Pearson : 0.997 Deviance : 1.000	Cox-Snell : 0.704 Nagelkerke : 0.872 McFadden : 0.741
	X2	-2.741	0.319		
	X3	18.364	0.000*		
	X4	12.061	0.944		
	X5	1.212	0.742		
	X6	1.178	0.366		
	X7	0.778	0.565		
	X8	0.620	0.672		
	X9	3.418	0.019*		
	X10	6.822	0.000*		
	X11	3.359	0.009*		
	X12	-10.338	0.952		
	X13	-0.352	0.816		
	X14	1.952	0.154		
	常數項	-24.583	0.000*		

*表示 P<0.05

表 3 方案 3 參數校估結果

方案	自變數	β 值	P 值	Goodness-of-Fit P-value	Pseudo R-Square
3	X1	0.418	0.859	Pearson : 0.997	Cox-Snell : 0.704 Nagelkerke : 0.872
	X2	-5.185	0.069		
	X3	1.806	0.224		
	X4	6.613	0.969		
	X5	3.332	0.019*		
	X6	0.365	0.811		
	X7	2.052	0.141		
	X8	1.857	0.211		

	X9	3.963	0.008*	Deviance : 1.000	McFadden : 0.741
	X10	5.029	0.008*		
	X11	10.651	0.000*		
	X12	-10.251	0.952		
	X13	6.125	0.000*		
	X14	8.050	0.000*		
	常數項	-17.393	0.000*		

*表示 $P < 0.05$

4.2.2 參數檢定

參數校估後，觀察各自變數所對應之 P 值，若 $P > 0.05$ 則代表其自變數對方案無顯著性，可將之剔除；若 $P < 0.05$ 則表示自變數對方案有顯著性，需將之保留於模式中。

由上一節參數校估之 P 值得知，最後影響模式 1 之顯著變數為：X7、X8、X9；影響模式 2 之顯著變數為：X3、X9、X10、X11、常數項；影響模式 3 之顯著變數為：X5、X9、X10、X11、X13、X14、常數項。

4.2.3 模式檢定

本研究利用適配度(Goodness-of-Fit)統計量及類 R^2 指標(Cox-Snell R^2 、Nagelkerke R^2 、McFadden R^2)進行模式檢定。

第一部份，適配度統計量的 Pearson 顯著性 $p = 0.997 > 0.05$ ，接受虛無假設(觀察次數與期望次數沒有差異)；離差(Deviance)顯著性 $p = 1.000 > 0.05$ ，接受虛無假設；兩個適配度指標均呈現包含所有的自變數，故模型適配度良好。如表 4 所示。

表 4 配適度統計量

	顯著性
Pearson 相關係數	0.997
離差(Deviance)	1.000

第二部份，Cox-Snell R^2 值為 0.704、Nagelkerke R^2 值為 0.872、McFadden R^2 值為 0.741，表示自變數所構成的邏輯斯迴歸模型可以有效預測結果變項，其效果大小分別為 70.4%、87.2%、74.1%。效果值的大小乃根據實際結果變項的分數(0 或 1)及自變數的分數估算而得，其數值愈接近 1，

表示模型的整體適配度愈佳。如表 5 所示。

表 5 類 R^2 指標

Cox-Snell R^2	0.704
Nagelkerke R^2	0.872
McFadden R^2	0.741

4.2.4 參數驗證

經參數校估、參數檢定、模式檢定過程後，本研究之模式可表示成：

$$y_1 = \ln \left[\frac{P(y=1)}{P(y=4)} \right] = 2.798X_7 + 2.911X_8 + 4.431X_9 \quad (3)$$

$$y_2 = \ln \left[\frac{P(y=2)}{P(y=4)} \right] = -24.583 + 18.364X_3 + 3.418X_9 + 6.822X_{10} + 3.359X_{11} \quad (4)$$

$$y_3 = \ln \left[\frac{P(y=3)}{P(y=4)} \right] = -17.393 + 3.332X_5 + 3.963X_9 + 5.029X_{10} + 10.651X_{11} + 6.125X_{13} + 8.050X_{14} \quad (5)$$

$$P(i=1) = \frac{e^{y_1}}{1 + e^{y_1} + e^{y_2} + e^{y_3}} \quad (6)$$

$$P(i=2) = \frac{e^{y_2}}{1 + e^{y_1} + e^{y_2} + e^{y_3}} \quad (7)$$

$$P(i=3) = \frac{e^{y_3}}{1 + e^{y_1} + e^{y_2} + e^{y_3}} \quad (8)$$

$$P(i=4) = \frac{1}{1 + e^{y_1} + e^{y_2} + e^{y_3}} \quad (9)$$

再將原始資料(忠孝敦化路口)代入模式中檢驗預測率，如下表 6 所示：

假設有一筆資料狀態為，

表 6 原始資料表

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	方向
1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	2

將 $X1=1$ 、 $X2=0$ 、 $X3=1$ 、 $X4=0$ 、 $X5=1$ 、 $X6=1$ 、 $X7=0$ 、 $X8=0$ 、 $X9=0$ 、 $X10=1$ 、 $X11=0$ 、 $X12=0$ 、 $X13=0$ 、 $X14=1$ ，分別代入(3)、(4)、(5)式中，求得：

$$y_1 = 0, y_2 = 0.603, y_3 = -0.982$$

再將 y_1 、 y_2 、 y_3 代入(6)、(7)、(8)、(9)式中，

求得：

$$p(i=1)=0.24, p(i=2)=0.43, p(i=3)=0.09, p(i=4)=0.24$$

故選擇機率較大值(0.43)之方案 2，預測結果與真實資料相符。

將原始資料(忠孝敦化路口)共 1342 筆代入模式中求其預測率，預測方法如上述說明。預測結果共 1254 筆符合真實情況，其預測率為 93%，超過本研究設定之 85%，故代表此模式有相當程度之預測能力。

4.2.5 模式驗證

將驗證資料(復興八德路口)共 1453 筆代入模式中驗證其預測率，驗證方法如 3.3.4 節所示。驗證結果共 1252 筆符合真實情況，故預測率為 86%，雖然準確率不及參數驗證時之 93% 來得高，但相較於本研究設定之可信程度 85% 而言，此模式驗證準確率也具有可信程度。

此驗證結果意謂著本研究假設之影響機車推進之變數皆具有相當程度之解釋能力，若將不顯著之變數剔除，則剩下的顯著變數，不論在資料分析上或真實車流中皆代表著與機車推進行為之關係密不可分，若將此關係以方格型態表示之，則如圖 12 所示。

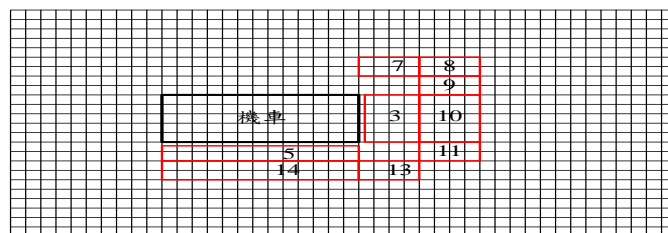


圖 12 顯著變數關係圖

4.3 模式二：類神經網路模式構建

類神經網路運作就是透過輸入與輸出訓練範例的方式，不斷的調整節點之間的權重值與偏權值，使網路所計算的輸出為目標輸出，其運作目的就是要讓網路能映射出正確的輸入-輸出關係模式。

倒傳遞類神經網路的架構為多層感知器(multilayer perceptron, MLP)，一般使用的學習演算法為誤差倒傳遞演算法，(Error Back Propagation, EBP)，簡稱為 BP(back propagation)演算法，這樣的組合(MLP+EBP)稱之為倒傳遞

類神經網路(Backpropagation Neural Network, BPN)。

倒傳遞類神經網路包含輸入層、隱藏層、輸出層，但實際有作用的神經元只有隱藏層及輸出層兩層。輸入層與輸出層兩者神經元數目依問題的形式而定，隱藏層神經元數目須以試誤法決定，而網路中是靠相關權重值連結各層間的神經元，輸入值由輸入層直接傳入隱藏層，經過加權累加後再透過活化函數轉換可得到一個輸出值，輸出值再經過加權累加後一樣再透過活化函數轉換後傳送到輸出層。

本研究採用 MATLAB 7.4(R2007a)，倒傳遞網路模型的訓練函數是採用貝式規則化演算法(Trainbr)，其參數設定是以 14 個輸入層神經元(影響機車改變方向的變數共有 14 個)、9 個隱藏層神經元[(14 個輸入神經元+4 個輸出神經元)/2]、4 個輸出層神經元(機車改變方向的選擇方案有 4 種)，進行逐步說明，最後並以平均絕對誤差百分比(MAPE)為比較的衡量指標。

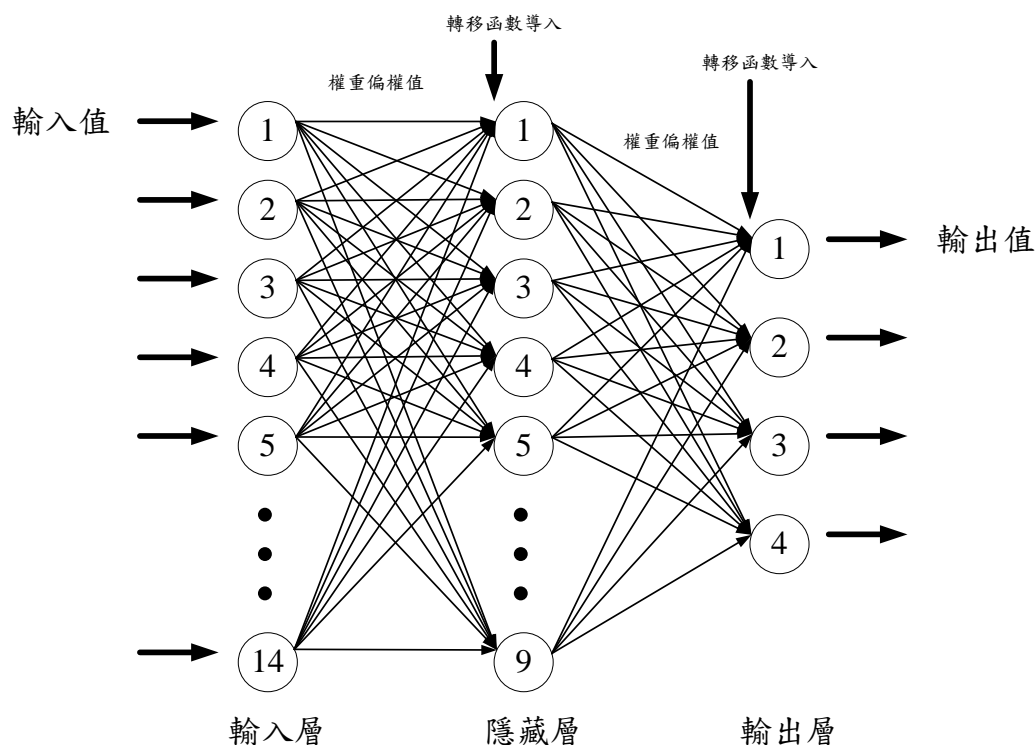


圖 13 倒傳遞類神經網路架構圖

以下為本研究利用 MATLAB 7.4 操作類神經網路之操作步驟：

步驟 1

新增三個檔案並編輯變數名稱 in、t、ine。

in：訓練網路的資料(14 個神經元，1342 筆)。

t：目標即輸出(4 個神經元，1342 筆)。

ine：測試網路的資料(本研究採用監督式學習，14 個神經元，1453 筆)。

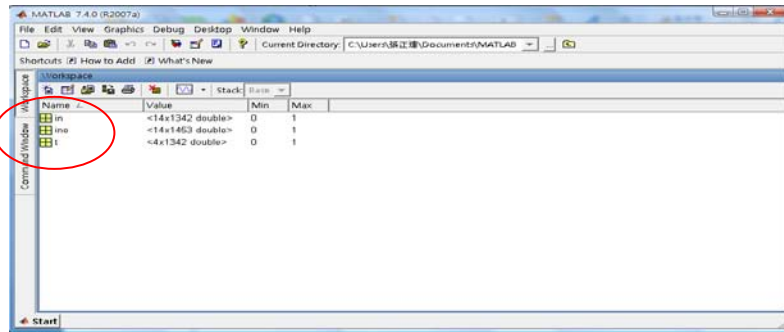


圖 14 類神經網路步驟 1 新增檔案

步驟 2

在 Command 鍵入 nntool 開啟類神經網路工具箱主畫面，構建感知器來執行模擬網路。

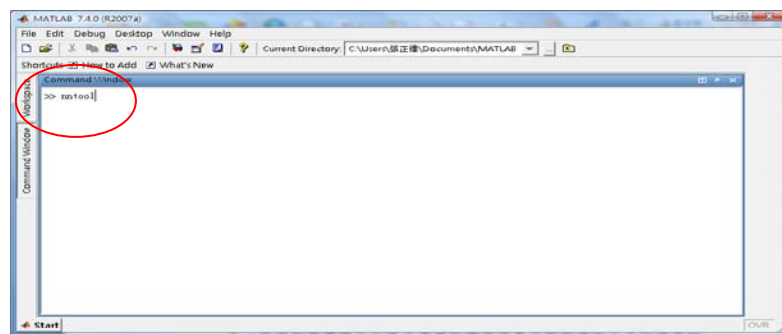


圖 15 步驟 2 開啟類神經網路工具箱

步驟 3

類神經工具箱主畫面開啟，點選 Import 將工作空間中的變數資料匯入；選取 Inputs Data 輸入訓練資料 in，完成後按 Import 匯出；選取 Inputs Data 輸入測試資料 ine，完成後按 Import 匯出；選取 Targets Data 目標變數訓練資料 t，完成後按 Import 匯出；選取資料結束按 Close。

步驟 4

點選 New Network 進入構建網路設定值的視窗；輸入範圍選取 in 訓練變數；訓練函數選取貝式規則化(TRAINBR)；網路層數 2 層(隱藏層、輸出層)；第一層隱藏層 9 個神經元；隱藏層轉移函數 LOGSIG(對數雙彎曲)；第二層輸出層 4 個神經元；輸出層轉移函數 PURELIN(線性)；點選 Create 構建網路。

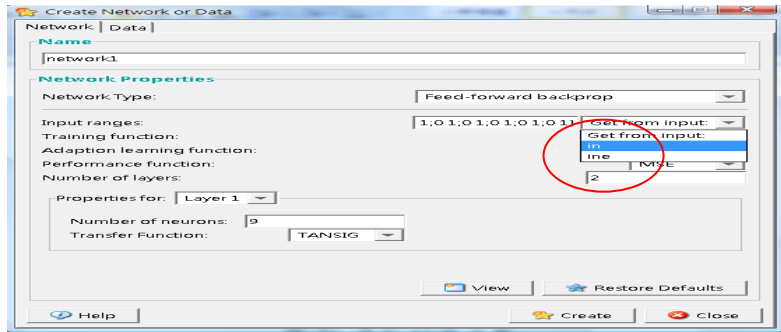


圖 16 輸入訓練變數範圍

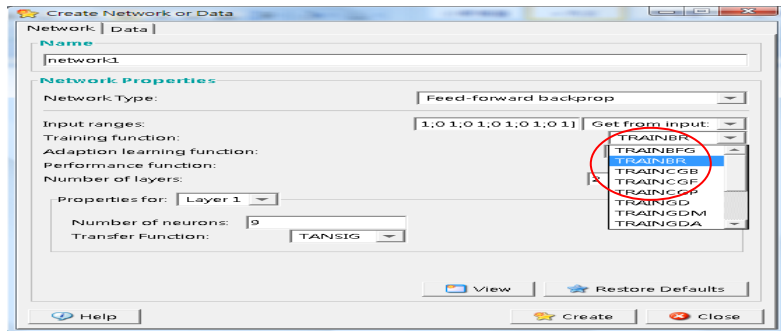


圖 17 選取訓練函數

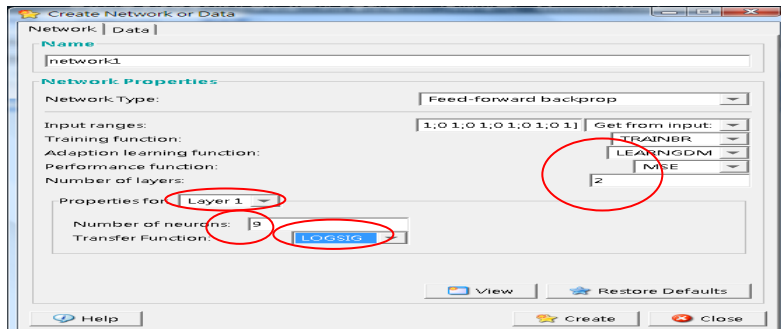


圖 18 輸入網路層數、隱藏層神經元、隱藏層轉移函數

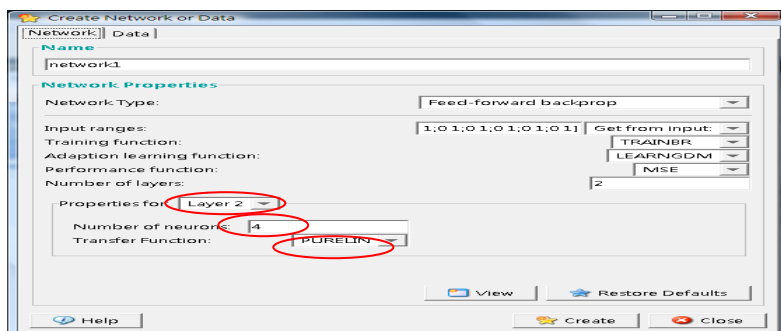


圖 19 輸入輸出層神經元、輸出層轉移函數

Transfer Function 轉移函數的類型：

Logsig 對數雙彎曲轉移函數

Purelin 線性轉移函數

Tansig 正切雙彎曲轉移函數

隱藏層轉移函數	LOGSIG
輸出層轉移函數	PURELIN

PS：如果多層前饋網路的輸出層使用雙彎曲轉移函數，則網路的輸出將被限制在很小的範圍內；如果輸出層使用線性轉移函數，則網路的輸出就能夠取任意值。

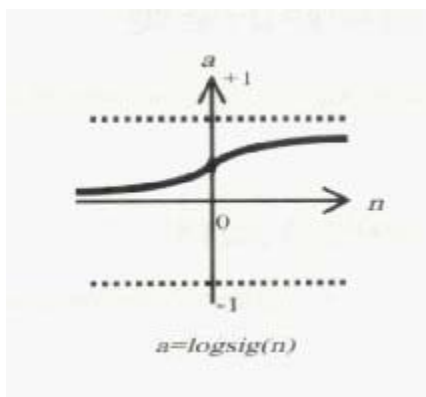


圖 20 對數雙彎曲轉移函數 logsig

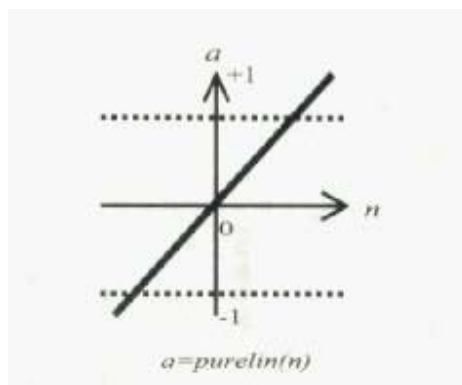


圖 21 線性轉移函數 purelin

步驟 5

在類神經工具畫面視窗連點 network1 或選取 Open 網路架構視窗會顯示出來；選取 Reinitialize Weights 進入網路初始化視窗，Get from input 選擇 in（輸入訓練資料）；選取 Train 進入網路訓練設定視窗，進入 Training info 選擇訓練變數；選取 Train Parameters 訓練參數—設定停止條件；設定訓練的最大循環次數 3000，選取 Train Network 開始訓練網路。

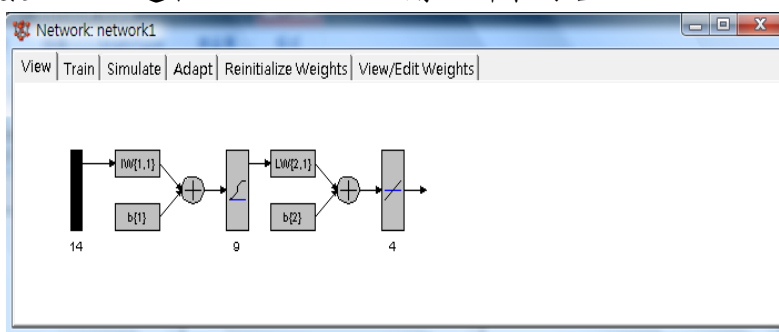


圖 22 網路架構視窗

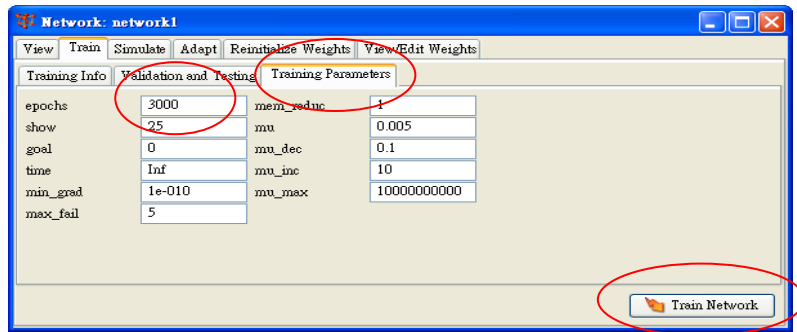


圖 23 設定訓練最大循環次數 3000

步驟 6

完成網路訓練視窗。總和平方誤差 SSE、總和平方權重值 SSW，在幾次疊代上漸漸穩定，可說是演算法已達收斂(第 158 次循環達到收斂)。

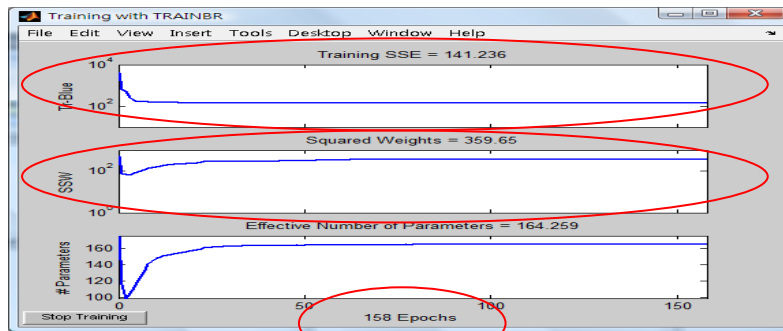


圖 24 網路訓練完成視窗

步驟 7

在網路初始化視窗選取 Simulate—模擬網路視窗(用測試資料)，輸入數據—測試資料 ine；輸出數據—目標資料可改命名為 te；資料匯出 Export，Export 視窗—Export 測試輸出 te 變數。

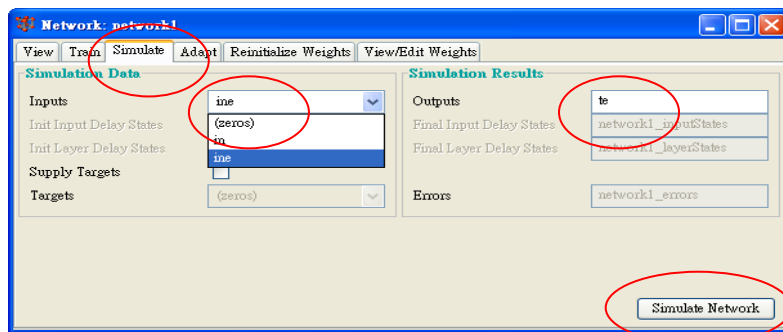


圖 25 輸入測試資料、輸出數據

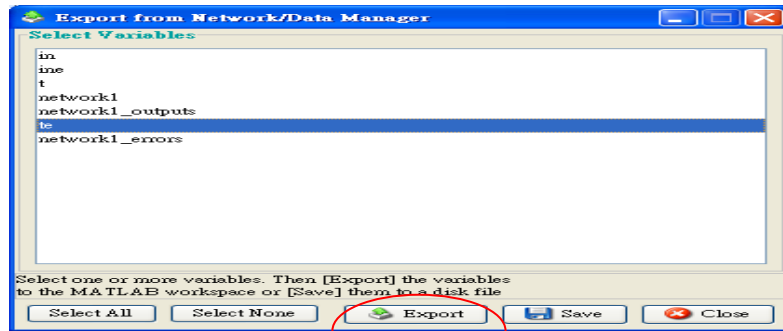


圖 26 Export 測試輸出 te 變數

步驟 8

回到步驟 1 畫面，會產生一個檔名為 te 之檔案，此檔案內容即為類神經網路模式預測測試資料之目標(輸出結果)。

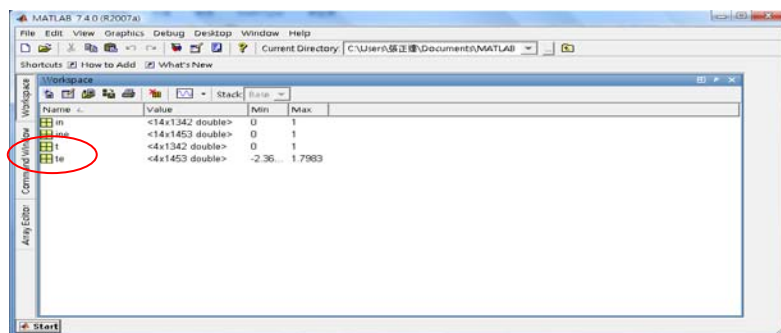


圖 27 產生測試結果之檔案

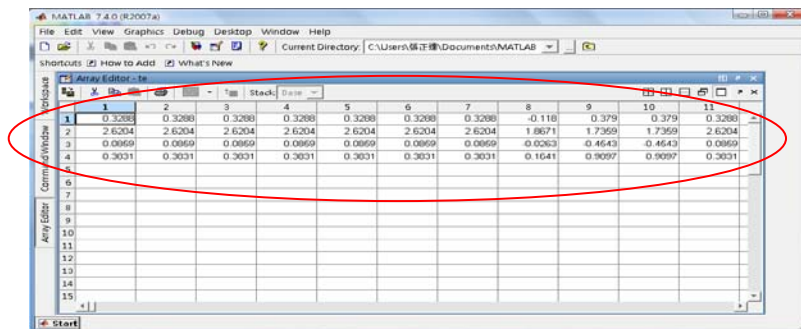


圖 28 類神經網路模式預測結果

本研究利用 1342 筆訓練資料建構一類神經網路模式，接著將 1453 筆測試資料投入模式中，最終模式正確預測出之目標為 1287 筆，其預測率為 89%。

根據 Makridakis(1993) 指出平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 整合不同衡量指標的最佳特質，所以能夠提供決策者當作一項判斷參考依據；而本研究利用類神經網路所建構之模式最終之 MAPE=0.2745%。

再根據 Lewis(1982) 將平均絕對百分比誤差的預測能力分級如下：

當 $MAPE < 10\%$ ，則有高度準確的預測能力；
當 $10\% \leq MAPE < 20\%$ ，則有好的預測能力；
當 $20\% \leq MAPE < 50\%$ ，則有合理的預測能力；
當 $50\% \leq MAPE$ ，則有不準確的預測能力。

代表利用類神經網路模式預測機車之推進方向具有高度的預測能力。則若比較本研究所建構的兩個模式，邏輯斯迴歸模式預測能力為 86%，類神經網路模式的預測能力為 89%，故利用類神經網路模式預測機車推進方向具有較高的預測能力。

五、模式應用

本小節將利用兩模式應用於預測機車行駛於道路上之行進方向是否與真實情況相符，進而瞭解模式對於鑽隙行為是否有預測能力。

在此將提出案例進行討論，討論內容包含三部份。第一部份，找出影像中發生鑽隙行為的機車，再將鑽隙過程與時間點以圖像方式呈現，為了避免過程圖像篇幅過多，因此本研究案例僅擷取過程中一小段行為(5 秒，共 11 張圖像。但礙於本次報告頁數之限制，故僅呈現 4 張圖像)作為模式應用之探討；第二部份，利用本研究提出之格子概念將此機車與周圍的車輛放入格子中，並觀察該機車前後 0.5 秒之行進方向變化與周圍車輛之影響狀態；第三部分則是將第二部分觀察的資料應用類神經網路模式求出預測值，進而探討機車於鑽隙過程中之各種狀態下的選擇結果是否與預測結果相符；經過三部份探討後便可得知兩模式應用於預測鑽隙行為是否有其可行性。

第一部份



圖 29 第 0 秒鑽車位置示意圖

第二部份

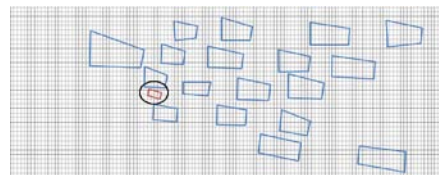


圖 30 第 0 秒鑽車狀態示意圖



圖 31 第 1.5 秒鑽車位置示意圖

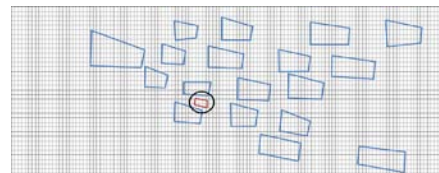


圖 32 第 1.5 秒鑽車狀態示意圖



圖 33 第 3 秒鑽車位置示意圖

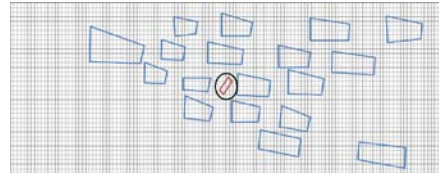


圖 34 第 3 秒鑽車狀態示意圖



圖 35 第 4.5 秒鑽車位置示意圖

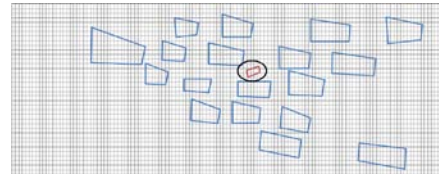


圖 36 第 4.5 秒鑽車狀態示意圖

第三部份

狀態 X1~X14 分別為本研究假設之 14 個機車周圍之空間範圍，0 代表有車，1 代表沒車。方向代表機車於某種狀態干擾下由原本的行進方向選擇改變為哪個方向進行下一步的推進，意思分別為：1 為左上方、2 為正前方、3 為右上方、4 為靜止不動。

表 7 模式應用案例說明

時間 (秒)	狀態														選擇方向	
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	實際 方向	預測 方向
0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3	3
0.5	1	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	3	3
1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	3	3
1.5	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	3	3
2	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	2	4
2.5	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	2	2
3	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	2	2
3.5	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	3	3
4	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	3	3
4.5	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	3	3

上述之案例有一處不符合現況，故預測率為 90%。

本研究經過三個鑽隙行為案例共 30 個樣本討論後，利用邏輯斯迴歸模式預測共有 5 個樣本不符合實際鑽隙情況，故其預測率約為 83%；若採用類神經網路模式進行預測，則 30 個樣本中僅有 3 個樣本不符合實際情況，其預測率為 90%；因此在模式應用中，利用類神經網路模式預測機車鑽隙時的推進方向有較高之預測率。進一步分析此結果得知，機車考慮是否鑽隙之原因以周圍空間大小為主要考量因素，其中以前方空間影響較為劇烈，左右兩邊則為其次，再者本研究針對不符合預測之情況解釋為駕駛人心理因素所產生之鑽隙行為，因此無法依循模式而正確判斷其結果，屏除少數上述之情況，本研究推論利用類神經網路模式預測機車鑽隙行為確實有其可行性。

六、結論

1. 本研究以臨近路口且紅燈號誌為條件構建機車運動推進模式；模式中以機車周遭之空間範圍作為影響推進之變數，再以格子的概念詮釋此行為；結果顯示，導致機車改變方向之影響範圍以機車前方、右方及右前方為主；代表機車於本研究之條件下行駛時，會觀察這三個範圍內是否有其他車輛會影響本車，再決定下一步之推進行為；意謂著機車以前方及右前方作為推進方向的可能性較高，此研究結果與觀察資料相符。
2. 本研究利用邏輯斯迴歸模式及類神經網路模式預測機車推進方向之預測率分別為 86%、89%，雖然類神經網路模式對於預測機車推進方向有較高之預測率，但兩模式對於本研究假定之預測率 85% 都具有一定之預測能力且具有可信之程度，故本研究所構建之兩模式對於預測真實車流中機車推進行為皆具有可行性。
3. 本研究將兩模式應用於預測機車鑽隙行為，結果顯示，利用邏輯斯迴歸模式所得之預測率為 83%，而使用類神經網路模式之預測率卻提高至 90%，因此於模式應用中，利用類神經網路模式預測機車鑽隙行為有較高之預測率。若屏除因駕駛者心理因素產生之特殊駕駛行為，則本研究推論利用類神經網路模式預測機車鑽隙行為確實有其可行性。

參考文獻

- 黃泰林(1995)，構建智慧型適應性網路號誌控制模式之研究，國立成功大學交通管理科學研究所博士論文。
- 周義華、陳天賜(1983)，「混合車流模擬方法之初步研究」，中國工程學刊，第六卷第二期。
- 黃國平(1983)，混合車流二維座標模擬模式之建立及驗證，國立台灣大學土木工程研究所碩士論文。
- 何佳娟(2001)，微觀汽、機車混合車流模擬之研究，國立交通大學運輸科技與管理學系碩士論文。
- 王文麟(1998)，交通工程學理論與實用，修正版，台北：王文麟印製。
- 陳天賜(1982)，公車站位長度對車流延滯影響之研究，國立台灣大學土木工程研究所碩士論文。

- 陳柏榮(1994)，高速公路微觀車流模擬模式雛形建立之研究，國立成功大學交通管理科學研究所碩士論文。
- 許添本(1998)，「交通智慧化發展策略」，台灣地區智慧型運輸系統推動策略研討會。
- 陳世泉(1993)，混合車流中機車駕駛行為之分析，國立台灣大學土木工程研究所碩士論文。
- 林育瑞(2001)，利用類神經網路構建機車車流模擬模式之研究，國立成功大學交通管理學系研究所碩士論文。
- 黃月貞(2003)，模擬微觀混合車流下幹道號誌連鎖策略之研究，國立交通大學運輸科技與管理學系碩士論文。
- 黃韻芝(2006)，台閩地區道路交通事故之研究，國立中央大學統計研究所碩士論文。
- 廖彥琪(2006)，機車交通事故與其衍生之醫療費用成因探討與分類模型研究，中臺科技大學醫護管理研究所碩士論文。
- 賴文復(2004)，應用類神經網路構建視覺化夜間路口車輛偵測模式，淡江大學運輸管理學系碩士論文。
- 王振興(2003)，多標的汽機車車牌辨識系統之研究，元智大學資訊管理學系碩士論文。
- 林育瑞(2002)，利用類神經網路構建機車車流模式之研究，國立成功大學交通管理學系碩士論文。
- Lewis, R. M. and Michael, H. L. (1963), "Simulation of Traffic Flow to Obtain Volume Warrants for Intersection Control", Highway Record 15, pp.1-43.
- Widemann, R. (1974), "Simulation de Strassenverkehrsflusses, Schriftenreihe des Instituts fur Verkehrswesen", Heft 8, Universitat Karlsruhe.
- Gazis, D. C., R. Herman, and R. B. Potts. (1959), "Car-Following Theory of Steady-State Traffic Flow", Operations Research, Vol. 7, pp.499-505.
- DOU Huili, WANG Guohua, GUO Min (2011), "Traffic Guidance Oriented Model of Traffic State Probability Forecast", Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, Volume 11, Issue 2, 27-32.

N.N. Sze, S.C. Wong. (2007), "Diagnostic analysis of the logistic model for pedestrian injury severity in traffic crashes", *Accident Analysis and Prevention* 39, 1267-1278.

Ali S. Al-Ghamdi. (2002), "Using logistic regression to estimate the influence of accident factors on accident severity", *Accident Analysis and Prevention* 34, 729-741.